

МОДЕЛЬ БАЙЄСІВСЬКОЇ ВЕКТОРНОЇ АВТОРЕГРЕСІЇ (BVAR) ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНФЛЯЦІЇ ТА ВВП УКРАЇНИ

НАДІЯ ШАПОВАЛЕНКО^a

^aНаціональний банк України
E-mail: Nadiia.Shapovalenko@bank.gov.ua

Анотація

У статті досліджується ефективність прогнозування моделі байєсівської векторної авторегресії (BVAR) із використанням апостеріорного передбачуваного розподілу для значень показників у рівноважному стані та порівнюється точність прогнозів із квартальною прогнозою моделлю (КПМ) та офіційними прогнозами НБУ за період з I кварталу 2016 року до I кварталу 2020 року. Встановлено, що прогнози інфляції, створені за моделлю BVAR, є більш точними порівняно з прогнозами моделі КПМ на два квартали вперед і зберігають конкурентоспроможність протягом більш тривалого періоду часу. Прогнози BVAR щодо зростання ВВП також перевершують прогнози КПМ, але для всього горизонту прогнозу. Виявлено, що модель BVAR показує кращі результати порівняно з офіційними прогнозами інфляції НБУ на горизонті монетарної політики, тоді як для прогнозів зростання ВВП усе навпаки. Майбутні дослідження можуть зіткнутися з проблемами оцінки, викликаними COVID-19.

JEL коди

C30, C53, E37

Ключові слова

BVAR, оцінка прогнозу, прогнозування інфляції

Слова подяки: Висловлюю щирі подяки Національному банку України та Швейцарському державному секретаріату з економічних питань за надану мені можливість брати участь у програмі BCC Research Coaching. У зв'язку з цим хочу подякувати Вищому інституту міжнародних досліджень та розвитку за реалізацію програми та організацію презентації для викладача та студентів, де я отримала цінні відгуки.

Я високо ціную коментарі пана Седрика Тілля, наукового та програмного директора BCC, та пана Нікіла Рея, менеджера програми BCC. Висловлюю вдячність доктору Фабіо Канові, професору економіки Норвезької бізнес-школи, за його корисні коментарі та рекомендації.

Я також висловлюю вдячність рецензентам тексту та Андрію Цапіну за надані ними ідеї щодо реструктуризації статті і підходів до більш вичерпного розкриття деяких питань.

Відмова від відповідальності: Погляди, викладені в цій статті, належать автору і не повинні інтерпретуватися як такі, що представляють погляди Національного банку України.

1. ВСТУП

У 2016 році Національний банк України де-факто перейшов до режиму інфляційного таргетування. Однією з необхідних передумов успішного застосування режиму інфляційного таргетування є розроблення моделей, здатних давати точні та обґрунтовані прогнози. У цьому контексті прогнозування інфляції стає важливим завданням.

Регулярні середньострокові макроекономічні прогнози та рекомендації щодо монетарної політики

Національного банку України (НБУ) переважно ґрунтуються на моделі квартального прогнозування (КПМ), яка є основним елементом системи прогнозування та аналізу політики (СПАП). КПМ – це напівструктурна новокейнсіанська модель малої відкритої економіки з раціональними очікуваннями. У зв'язку з тим, що основна роль КПМ полягає у створенні оповіді та включенні деяких експертних суджень, питання точності прогнозів може відійти на другий план. Через це важливо мати додаткову емпіричну модель для отримання більш точних прогнозів.

Метою цього дослідження є розроблення моделі байєсівської векторної авторегресії (BVAR) для прогнозування інфляції та ВВП в Україні, вивчення ефективності прогнозування моделі та порівняння точності цих прогнозів із моделлю КПМ та офіційними прогнозами НБУ.

Для оцінки прогнозу використовуються щоквартальні дані за період з I кварталу 2016 року до I кварталу 2020 року. У зазначений період КПМ була основною моделлю прогнозування, а офіційні прогнози НБУ систематично документувалися. Це дає змогу порівнювати прогнози, що ґрунтуються на моделях BVAR, як з КПМ, так і з офіційними прогнозами НБУ.

Байєсівський підхід до оцінки було обрано з огляду на те, що українські дані охоплюють короткий період часу і проблеми розмірності можуть виникнути через велику кількість параметрів, наявних у моделі. Використання апріорного розподілу не тільки вирішує проблему розмірності, а й доповнює інформацію, що міститься в даних, особистими судженнями, що містяться в пріоритетах. Сподіваємося, що використання різних джерел інформації поліпшить макроекономічний аналіз.

У цьому дослідженні використано модель BVAR з інформативним стійким апріорним розподілом, як у дослідженні Villani (2009), тому що цей тип апріорних розподілів широко використовується для прогнозування інфляції в країнах, що запровадили режим таргетування інфляції, оскільки він використовує інформацію про цільовий рівень інфляції та інші рівноважні значення.

Очевидно, це перше дослідження з використанням моделі BVAR зі стійким апріорним розподілом для прогнозування інфляції в Україні.

Стаття побудована таким чином. Розділ 2 містить огляд літератури. Теоретичну основу та деякі питання щодо процедури формування прогнозу можна знайти в розділі 3. У розділі 4 подано огляд динаміки інфляції в Україні за останні 15 років. Розділ 5 описує дані та подає деякий кореляційний аналіз. У розділі 6 представлені емпіричні специфікації моделей та апріорних розподілів. Розділ 7 описує результати та результативність прогнозування. І, нарешті, у розділі 8 пропонуються деякі заключні зауваження. Додаткові відомості і результати можна отримати в додатках A–D.

2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

У нещодавно виданій літературі з прогнозування зазначається, що коли йдеться про прогноз виробництва та інфляції, серед емпіричних моделей BVAR має більш точні результати. У цьому розділі наведено огляд останніх емпіричних праць, що використовують моделі BVAR з метою прогнозування. Увага зосереджена на працях, які використовують BVAR зі стійкими апріорними розподілами.

Villani (2009) був першим, хто застосував апріорні розподіли безпосередньо для рівноважного стану моделі. Він стверджував, що ця форма апріорних розподілів може бути дуже важливою, особливо для довгострокових прогнозів. Дійсно, інформація щодо значень макропоказників у рівноважному стані досить часто є відомою і, здається, її врахування поліпшує здатність моделей щодо прогнозування.

Iversen et al. (2016) у своєму дослідженні порівняли прогнози, зроблені за допомогою динамічної стохастичної моделі загальної рівноваги (DSGE) та моделі BVAR, з прогнозами, опублікованими Банком Швеції, і виявили, що прогнози з використанням моделі BVAR щодо інфляції та ставки репо були точнішими, ніж прогнози за допомогою моделі DSGE та опубліковані прогнози Банку Швеції. Вони також оцінили корисність використання так званого умовного (conditional) прогнозу, тобто прогнозу, за якого прогнозні значення деяких змінних моделі обмежені, а саме значення показників світової економіки та короткострокового прогнозу, і виявили, що різниця між умовними та безумовними прогнозами досить мала для прогнозів BVAR. Однак для прогнозів на основі динамічної стохастичної загальної рівноваги (DSGE) обумовлена інформація була корисною.

Brazdik and Franta (2017) також дійшли висновку, що на горизонті монетарної політики підхід BVAR забезпечує більш точний прогноз інфляції, ніж офіційні прогнози, опубліковані Національним банком Чехії. У своєму дослідженні вони аналізували умовні прогнози BVAR, що ґрунтуються на зовнішніх припущеннях, а також щодо періоду дії нижньої межі обмінного курсу – на офіційно оголошених зобов'язаннях щодо обмінного курсу та процентних ставок.

Beechey and Österholm (2010) у своїй статті підкреслили, що для країн, які застосовують таргетування інфляції, таких як Австралія, Канада, Нова Зеландія та Швеція, прогнози за межами вибірки авторегресивної моделі з коригуванням середнього значення перевершують прогнози традиційної специфікації, часто на значні величини.

Clark (2011) показав, що модель BVAR зі стійким апріорним розподілом та стохастичною волатильністю підвищує точність прогнозів у реальному часі та незначно поліпшує точність точкових прогнозів. Оскільки він має справу з прогнозуванням показників США, його модель призначена для закритої економіки. Ендогенними змінними є зростання ВВП, зниження рівня безробіття, ставка федеральних фондів і номінальний обмінний курс. Одна з специфікацій також включає як ендогенну змінну довгострокове інфляційне очікування з консенсус-прогнозу Blue Chip, яке використовується для вимірювання трендової інфляції.

Модель для шведської економіки, використана у працях Villani (2009) та Iversen et al. (2016), також має зовнішні показники, а ендогенними змінними моделі є зростання світового ВВП, іноземна інфляція, іноземна процентна ставка, зростання внутрішнього ВВП, внутрішня інфляція, внутрішня процентна ставка та реальний обмінний курс. Модель, розглянута в Iversen et al. (2016), також містить номінальну заробітну плату, відпрацьовані години та номінальний обмінний курс, зважений на торгівлю, замість реального обмінного курсу.

Модель Brazdik and Franta (2017) для чеської економіки схожа на модель Villani (2009), однак вона також використовує номінальний обмінний курс замість реального.

Щоб вибрати специфікацію моделі BVAR для української економіки, варто відштовхуватися від специфікацій, використаних у вищезгаданих статтях.

3. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ

3.1. Модель BVAR зі стійкими апіорними розподілами

Моделі BVAR є поширеним інструментом в емпіричній макроекономіці, який використовується як для прогнозування, так і для аналізу впливу шоків на економіку. Однак велика кількість параметрів моделі разом із невеликою вибіркою даних може призвести до низької ефективності прогнозування. Крім того, довгострокові рівні змінних моделі, на яких сходяться прогнози, залежать від оцінених параметрів моделі, ефективність прогнозування на більш тривалих горизонтах може бути ще гіршою.

Модель BVAR з "інформативними апіорними розподілами" у стійкому значенні може бути вирішенням проблеми, оскільки вона пов'язує інформацію, що міститься в даних, із судженнями про довгострокові значення змінних моделі. Отже, на відміну від більшості моделей BVAR, які фокусуються на динамічній поведінці моделі, BVAR з використанням апостеріорного розподілу для значень показників у рівноважному стані має справу з детермінованими компонентами моделі.

Ця методологія була вперше описана Villani (2009). Автор пропонує використовувати модель VAR у вигляді, скоригованому на середнє значення:

$$A(L)(y_t - Fx_t) = \varepsilon_t, \quad (1)$$

де $t = 1..T$, y_t is a $n \times 1$ вектор ендогенних змінних, $x_t - m \times 1$ вектор екзогенних змінних, $\varepsilon_t - n$. о. р. $N(0, \Sigma)$, $A(L) = I - A_1L - A_2L^2 - \dots - A_pL^p$ – поліном з лагом, $A_1..A_p - n \times n$ матриці, а $F - n \times m$ матриця коефіцієнтів для m екзогенних змінних. У цих межах Fx_t зазвичай набуває форму константи, шматково-постійної або лінійного тренду.

Беручи до уваги результати з обох боків рівняння та переставивши місцями, можна отримати:

$$E(y_t) = Fx_t, \quad (2)$$

Тобто довгострокове значення змінних VAR визначається екзогенним компонентом моделі і Fx_t є безумовним середнім значенням y_t . Коли екзогенний компонент включає тільки постійні константи, Fx_t зводиться до вектора констант так, що $E(y_t) = \mu$. Таким чином, рівноважними значеннями для даних є μ .

Продовжуючи, (1) можна перетворити на VAR у стандартній формі, додавши додаткові лагові значення екзогенних змінних:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + Fx_t - A_1 Fx_{t-1} - A_p Fx_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Переписавши (3) у транспонований вигляд, склавши спостереження та зібравши регресори в матриці, отримуємо:

$$\begin{pmatrix} y'_1 \\ y'_2 \\ \vdots \\ y'_T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y'_0 & y'_{-1} & \dots & y'_{1-p} \\ y'_1 & y'_0 & \dots & y'_{2-p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y'_{T-1} & y'_{T-2} & \dots & y'_{T-p} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A'_1 \\ A'_2 \\ \vdots \\ A'_p \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x'_1 & -x'_0 & \dots & -x'_{1-p} \\ x'_2 & -x'_1 & \dots & -x'_{2-p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x'_T & -x'_{T-1} & \dots & -x'_{T-p} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F' \\ F'A'_1 \\ \vdots \\ F'A'_p \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon'_1 \\ \varepsilon'_2 \\ \vdots \\ \varepsilon'_T \end{pmatrix} \quad (4)$$

Або в компактних записках:

$$Y = XB + ZA + E, \quad (5)$$

де

$$Y = \begin{pmatrix} y'_1 \\ y'_2 \\ \vdots \\ y'_T \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} y'_0 & y'_{-1} & \dots & y'_{1-p} \\ y'_1 & y'_0 & \dots & y'_{2-p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y'_{T-1} & y'_{T-2} & \dots & y'_{T-p} \end{pmatrix},$$

$$B = \begin{pmatrix} A'_1 \\ A'_2 \\ \vdots \\ A'_p \end{pmatrix}, Z = \begin{pmatrix} x'_1 & -x'_0 & \dots & -x'_{1-p} \\ x'_2 & -x'_1 & \dots & -x'_{2-p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x'_T & -x'_{T-1} & \dots & -x'_{T-p} \end{pmatrix},$$

$$\Delta = \begin{pmatrix} F' \\ F'A'_1 \\ \vdots \\ F'A'_p \end{pmatrix}, E = \begin{pmatrix} \varepsilon'_1 \\ \varepsilon'_2 \\ \vdots \\ \varepsilon'_T \end{pmatrix}$$

Векторизуючи (4) і компактно переписуючи його, отримуємо:

$$y = \bar{X}\beta + \bar{Z}\delta + \epsilon, \quad (6)$$

де

$$y = \text{vec}(Y), \bar{X} = I_n \otimes X, \beta = \text{vec}(B), \bar{Z} = I_n \otimes Z, \delta = \text{vec}(\Delta), \epsilon = \text{vec}(E).$$

Припустимо:

$$\begin{aligned} \text{vec}(\Delta') &= \text{vec}(F A_1 F \dots A_p F) = \\ &= \begin{pmatrix} I_{nm} \\ I_m \otimes A_1 \\ \vdots \\ I_m \otimes A_p \end{pmatrix} \text{vec}(F) = U\psi \end{aligned} \quad (7)$$

де $\psi = \text{vec}(F)$,

$$U = \begin{pmatrix} I_{nm} \\ I_m \otimes A_1 \\ \vdots \\ I_m \otimes A_p \end{pmatrix} \quad (8 \text{ and } 9)$$

Зверніть увагу, що тепер є три блоки для оцінювання – β , що відповідає коефіцієнтам ендогенних змінних y_t ; ψ , що відповідає коефіцієнтам на екзогенних змінних x_t та Σ – дисперсійно-коваріаційна матриця похибок.

Передбачається розмитий апіорний розподіл для матриці коваріації похибок, тоді як апіорний розподіл для двох інших наборів коефіцієнтів є нормальним.

$$p(\Sigma) \propto |\Sigma|^{-(n+1)/2}, \quad (10)$$

$$\beta \sim N(\beta_0, \Omega_0), \quad (11)$$

$$\psi \sim N(\psi_0, \Lambda_0), \quad (12)$$

Dieppe et al.(2016) стверджують, що не можна видалити фіксований апіорний розподіл для ψ , як у схемі Міннесоти, оскільки саме метою цього типу апіорного розподілу є додавання інформації про рівноважні значення змінних у процесі оцінки. Рекомендуються зазначити суб'єктивний інтервал ймовірності 95% для

ап'іорного значення. Використовуючи властивості нормального розподілу, ап'іорний середній розподіл визначається як мода заданого суб'єктивного 95% інтервалу ймовірності, а дисперсія отримується на підставі того факту, що межі суб'єктивного 95% інтервалу ймовірності розташовані на рівні 1.96 стандартного відхилення від середнього значення.

Villani (2009) показує повне визначення апостеріорного розподілу. Етапи алгоритму вибірки семплювання за Гіббсом для BVAR зі стійким ап'іорним розподілом можна знайти в додатку А.

3.2. ЗНАЧЕННЯ ГІПЕРПАРАМЕТРІВ

Many researchers obtain the optimal hyperparameters by багато дослідників отримують оптимальні гіперпараметри, максимізуючи граничну ймовірність за множиною можливих значень. Серед них – Del Negro і Schorfheide (2004), Schorfheide і Song (2015), Carriero, Clark і Marcellino (2015). Підхід до пошуку параметрів за множиною можливих значень також представлений у наборі інструментів MATLAB для байєсівської оцінки, аналізу та регресії (BEAR), розробленою Європейським центральним банком (Dieppe et al., 2016).

Однак, будучи придатним для моделей з невеликою розмірністю, він може бути нездійсненним з обчислювальної точки зору для більших розмірностей. Таким чином, виникло більше підходів до встановлення гіперпараметрів, заснованих на висновках. Giannone et al. (2012) використовують структуру ієрархічного моделювання.

Gustafsson, Villani та Stockhammar (2020) у своїй праці пропонують новий байєсівський метод оптимізації. Вони розглядають ситуацію максимізації граничної ймовірності, оціненої МСМС, де точність визначається кількістю ітерацій МСМС. Автори стверджують, що “здатність вибирати точність дає можливість алгоритму періодично приймати зашумлені оцінки для дослідження поверхні граничної правдоподібності, у такий спосіб швидше знаходячи оптимум”.

Chan et al. (2019) застосовують автоматичне диференціювання (АД) для обчислення градієнта граничної ймовірності щодо гіперпараметрів, який потім використовується як вхідні дані в процедурі оптимізації. Автори стверджують, що завдяки ефективному обчисленню градієнта з використанням АД запропонований метод є значно швидшим, ніж звичайний підхід із пошуком серед багатьох параметрів.

Узагальнюючи, слід зазначити, що різноманітність методів спрямована на збільшення швидкості знаходження оптимуму. Тоді як усі дослідження розглядають один і той самий критерій, що є максимізацією граничної вірогідності, який – згідно з Giannone et al. (2012) – “відповідає максимізації можливості прогнозування на один крок вперед, поза вибіркою” моделі. Для забезпечення більшої точності прогнозування для горизонту монетарної політики, можливо, варто спробувати вибрати гіперпараметри, максимізуючи ефективність прогнозування на чотири – шість кварталів порівняно з попередньою вибіркою. Проте, урахувавши малу вибірку та низьку розмірність

моделей, використаних у дослідженні, було застосовано простий пошук серед багатьох параметрів.

Процедура оцінки гіперпараметрів є такою. По-перше, зазначається діапазон для кожного гіперпараметра, а також розмір кроку, що визначає розмір приросту в межах діапазону. Потім здійснюється оцінка граничної ймовірності для кожної моделі з усіма можливими комбінаціями значень гіперпараметрів. Потім оптимальна комбінація, яка максимізує граничну ймовірність, зберігається.

3.3. ПРОГНОЗУВАННЯ

Прогнози BVAR, що повторюються, сформовані на період до шести кварталів¹, моделюються у вигляді апостеріорного прогностичного розподілу. Середньоквадратична похибка (СКП) використовується для оцінки точності точкового прогнозу BVAR і для порівняння її з моделлю КПМ та офіційними прогнозами НБУ. Крім того, проста модель AR створена для того, щоб служити еталоном (довжина лагу моделі AR вибирається таким чином, щоб мінімізувати середньоквадратичну похибку протягом періоду виконання прогнозу).

Разом із безумовними прогнозами здійснюються розрахунки прогнозів, обумовлені іноземними індикаторами. Це робиться з кількох причин. По-перше, майже всі середньострокові прогнози в НБУ будуються на деяких припущеннях, що стосуються або зовнішніх, або внутрішніх чинників (наприклад, обумовлених обліковою ставкою, оскільки вона є основним інструментом монетарної політики, або зовнішніми змінними, оскільки більш точні прогнози зовнішніх показників є доступними). Отже, обумовлення робить прогнози більш реалістичними. До того ж воно полегшує інтерпретацію прогнозів і творення оповіді. По-друге, обумовлення тими самими змінними, що використовуються в КПМ, робить порівняння моделей змістовнішим. Нарешті, очікується, що прогноз умовної інфляції буде точнішим, і цю гіпотезу буде перевірено.

Літературні джерела пропонують кілька варіантів, як включати зовнішню інформацію в прогнози BVAR. Варіант жорсткого обумовлення (hard conditioning) був розроблений Waggoner і Zha (1999), які вивели алгоритм семплювання за Гіббсом для побудови апостеріорного прогнозного розподілу умовного прогнозу.

Більш ефективне рішення було запропоновано Jagocinski (2010). У цьому контексті шоки поділяються на конструктивні та неконструктивні. Конструктивні шоки – це шоки, на які накладається умова. Однак ця умова не може бути унікальною, тобто одна й та сама умова може бути накладена на різні шоки. Отже, дослідник повинен ретельно вибирати шоки, що створюють обмеження, щоб отримати значущі економічні результати.

На відміну від жорсткого обумовлення, у якому майбутні значення змінних фіксуються в окремих точках, м'яке обумовлення є більш гнучким і належить до умов, які обмежують майбутні значення лише в певному діапазоні. М'яке обумовлення також було запроваджено Waggoner і Zha (1999). Однак альтернативна методологія (entropic tilting – метод який змінює базовий розподіл таким чином, щоб обрані моменти розподілу відповідали

¹ Зазвичай горизонт монетарної політики визначається на чотири – вісім кварталів уперед. Через коротку вибірку даних прогнози моделюються до шести кварталів, водночас більше уваги приділяється результатам з четвертого до шостого кварталів.

певним умовам), яку вперше запропонували Robertson et al. (2005) і в подальшому розвинули Krüger et al. (2017), дає змогу включати зовнішню інформацію в прогнози, сформовані на основі моделі.

Порівнюючи м'яке обумовлення за Waggoner і Zha (1999) з entropic tilting, Dieppe et al. (2016) стверджують, що однією з головних переваг entropic tilting є його висока гнучкість. Це пояснюється тим, що метод Waggoner і Zha (1999) дає можливість установити лише центр прогнозного розподілу, тоді як методом entropic tilting можна визначити будь-який момент, пов'язаний з розподілом, разом із значеннями квантилів.

Основна ідея методу entropic tilting полягає в тому, щоб змінити початковий прогнозуючий розподіл безумовного прогнозу на новий, що задовольняє заданим умовам моменту, і мінімізувати спотворення інших властивостей нового розподілу. Іншими словами, щоб отримати новий розподіл, потрібно мінімізувати відносну ентропію між двома розподілами, за умови, що новий розподіл відповідає заданим параметрам моменту. Отже, за побудовою умовні прогнози, отримані за допомогою entropic tilting, максимально наближені до початкового розподілу безумовного прогнозу. Додаткову інформацію про технічну реалізацію entropic tilting можна знайти у Dieppe et al. (2016).

У цій статті використано entropic tilting в очікуванні, що він дасть більш точні прогнози.

4. ОГЛЯД ІНФЛЯЦІЇ В УКРАЇНІ

Під час Великої рецесії Україна зазнала різкого шоку умов торгівлі: ціни на сталь впали (у 2008 році сталь становила близько 40% експорту та 15% ВВП), тоді як ціни на імпорт енергоносіїв залишалися високими через поступове припинення дії російської знижки на

природний газ. Матеріалізація торговельного шоку дуже вплинула на реальний сектор. Слідом за виникненням значної напруги в банківській системі відбувся суттєвий вплив депозитів. Втрата довіри всередині країни призвела до втечі капіталу з гривні в готівку в іноземній валюті. Загалом це призвело до масової девальвації валюти, стрімкого зниження реального ВВП та скорочення дефіциту поточних операцій за рахунками у 2009 році.

У 2010–2011 роках почалося відновлення економіки, інфляція знизилася до однозначних показників, обмінний курс стабілізувався і відновилося зростання. У 2012–2013 роках інфляція наблизилася до нуля через слабку економічну активність (річне зростання ВВП становило 0.2% у 2012 році та 0.0% у 2013 році). Підтримка стабільності валютного курсу призвела до накопичення величезного дисбалансу в економіці. У 2014 році ці дисбаланси – разом із військовим конфліктом на сході країни – призвели до серйозної економічної кризи, коли реальний ВВП впав на 10% у 2015 році, різке знецінення гривні та інфляція навесні 2015 року досягли свого піку майже в 60% порівняно з аналогічним періодом попереднього року.

Варто зазначити, що характер двох епізодів високої інфляції (2008 та 2015 років) різний: другий інфляційний стрибок був викликаний значною девальвацією гривні, тоді як у 2008 році зростання інфляції було ознакою перегрітої економіки.

У серпні 2015 року НБУ заявив про перехід до режиму інфляційного таргетування з метою подолання високої інфляції та стабілізації економіки. Де-факто він запровадив режим таргетування інфляції у 2016 році. НБУ оголосив про встановлення середньострокового цільового показника інфляції (ріст ІСЦ у річному обчисленні) на рівні 5% з поетапним його досягненням:

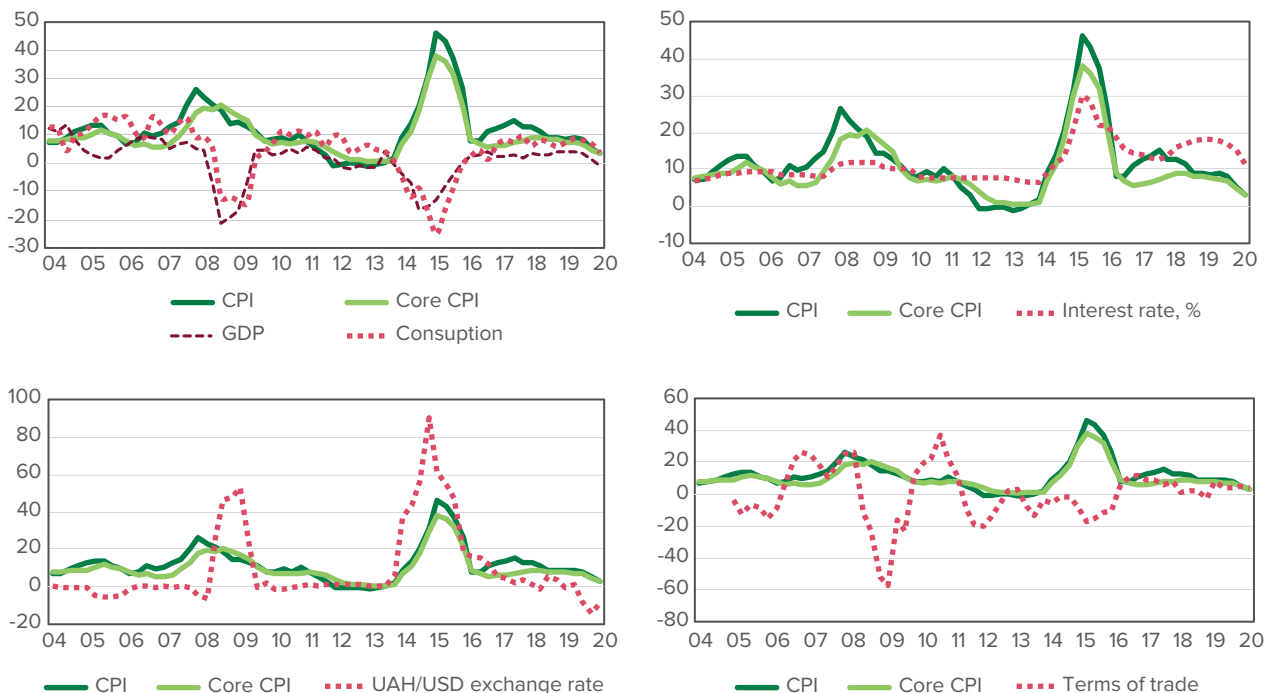


Рисунок 1. Основні економічні показники

- 12% +/- 3 в. п. на кінець 2016 року;
- 8% ± 2 в. п. на кінець 2017 року;
- 6% ± 2 в. п. на кінець 2018 року;
- 5% ± 1 в. п. на кінець 2019 року і надалі.

Відомо, що в режимі таргетування інфляції основним інструментом є облікова ставка. Щоб знизити інфляцію до цільового рівня, НБУ має підвищити процентну ставку, у такий спосіб стримуючи попит та знижуючи інфляційний тиск. Тому поступова стратегія доведення інфляції до цільового рівня була обрана свідомо з метою мінімізації втрат економічного зростання від дезінфляції.

Загалом процес дезінфляції, який розпочався у 2016 році, пройшов добре. У 2019 році інфляція споживчих цін поступово знизилася до шестирічного мінімуму в 4.1%. Таким чином, НБУ нарешті досяг своєї мети 5% ± 1 в. п. Середнє зростання ВВП у 2016–2019 роках становило 2.8%.

2020 рік приніс новий виклик: пандемія COVID-19 стала шоком безпрецедентної глобальної ваги, що вплинув на всі сфери економіки. У цій ситуації велике значення мали швидкі та виважені політичні заходи. У найближчому майбутньому політикам потрібно буде знайти правильний баланс між підтримкою економіки з використанням м'якої монетарної політики та підтримкою стабільності цін.

Підсумовуючи, останні економічні події в Україні показують, що поряд із внутрішніми умовами зовнішні чинники є вагомою причиною інфляції і їх слід урахувувати під час прогнозування української інфляції.

5. ОПИС ДАНИХ ТА АНАЛІЗ КОРЕЛЯЦІЙ

У дослідженні використано квартальні іноземні дані, дані національних рахунків, ціни та обмінні курси за період із I кварталу 2004 року до I кварталу 2020 року (див. таблицю В. 1 додатка В). Альтернативні вимірювання різних змінних використовуються для того, щоб знайти те значення, яке має найбільшу прогностичну силу для інфляції:

- додатково до зваженого ІСЦ використовується ІЦВ для іноземних рівнів цін;
- зважені ІСЦ та ІЦВ, засновані на дефляторі², використовуються для реального обмінного курсу;
- овернайт або тримісячний LIBOR використовується як іноземна процентна ставка;
- різні ціни на товари використовуються як альтернатива рівням іноземних цін;
- умови торгівлі побудовані як співвідношення між індексом експортних цін та індексом імпорتنних цін на (1) споживчі товари та (2) найважливіші групи сировинних товарів;
- для відображення внутрішніх факторів використовуються грошовий агрегат M2, номінальна та реальна заробітна плата.

Усі дані, крім процентних ставок, вимірюються натуральними логарифмами. Використовуються змінні зростання в річному обчисленні поквартально. Щоб

вибрати змінну, яка буде використовуватися в моделях прогнозування, використано простий кореляційний аналіз. Цифри, а також коефіцієнти кореляції між українським ІСЦ, ВВП та іншими змінними представлені на рисунку С. 1 додатка С.

ІСЦ суттєво корелює як із диференціалом інфляції торговельних партнерів, так і з номінальним ефективним валютним курсом (НЕОК). Однак немає істотної кореляції ІСЦ зі зваженим ВВП торговельних партнерів та цінами на різні сировинні товари, оскільки ці показники можуть мати важливіше значення для внутрішнього виробництва, а не для споживання. ІСЦ має дуже слабкий негативний кореляційний зв'язок із лагом облікової ставки, тоді як поточна кореляція має позитивний знак. Це можна пояснити тим, що процентна ставка не використовувалася як інструмент до 2016 року (до впровадження інфляційного таргетування). Отже, механізм монетарної трансмісії не спрацював так, як мав спрацювати.

Крім безумовних кореляцій, аналізувалися кореляції, обумовлені політичною ставкою. Однак серйозних відмінностей з безумовними кореляціями виявлено не було (див. рисунок С. 2 додатка С). Внутрішній ВВП значною мірою корелює зі світовим ВВП, а це означає, що для такої невеликої відкритої економіки, як українська, зовнішній попит є важливим чинником зростання ВВП. Позитивна кореляція ВВП з умовами торгівлі та цінами на сировину свідчить про те, що ці показники визначають діловий цикл України, оскільки Україна є чистим експортером сировини.

З тієї ж причини, що й у випадку ІСЦ, кореляція ВВП з обліковою ставкою слабка. Співвідношення між грошовими агрегатами та заробітною платою дає змогу не включати їх у модель.

Отже, ураховуючи результати кореляційного аналізу, разом зі стилізованими фактами з розділу 4 та моделями, описаними в огляді літератури, для моделі BVAR для економіки України було обрано такі показники: зважений³ ВВП торговельних партнерів, зважений інфляційний диференціал торговельних партнерів, внутрішній ВВП, внутрішній ІСЦ, курс внутрішньої політики, НЕОК та умови торгівлі, побудовані як співвідношення найважливіших груп сировини та індекс цін на неенергетичні товари.

6. ХАРАКТЕРИСТИКИ ЕМПІРИЧНОЇ МОДЕЛІ ТА АПРІОРНІ РОЗПОДИЛИ

Вибір змінних для моделі ґрунтується не лише на кореляціях між змінними, а й проводиться в кілька етапів. Спочатку було проаналізовано змінні, відібрані в інших наукових роботах [Villani (2009) та Iversen et al. (2016) для економіки Швеції, Brazdik and Franta (2017) для економіки Чехії]. Далі в розділі 4 описано розвиток економічних подій з метою кращого розуміння взаємозв'язків між макроекономічними змінними та механізмів трансмісії в Україні. Так, кореляційний аналіз був корисним для розрізнення альтернативних показників деяких економічних змінних.

² Для побудови зваженого значення іноземних показників використовувалися три переліки країн – торговельних партнерів. Перший містить п'ять основних торговельних партнерів: Єврозону, США, російську федерацію, Китай та Туреччину. Другий індекс складається лише з Єврозони, США, російської федерації для спрощення припущень щодо зовнішнього сектора. Третій має дані 40 країн. Однак для цього ширшого кола країн є лише зважені реальні ВВП та ІСЦ.

³ Обрано агреговані зовнішні показники 40 країн.

Базова специфікація моделі BVAR (MB) для України така:

$$y_t = (\Delta gdp_t^f, \pi_t^f, \Delta gdp_t, \pi_t, i_t, neer_t)' \quad (13)$$

де y_t включає зростання зовнішнього ВВП (Δgdp_t^f), зовнішню інфляцію (π_t^f), зростання внутрішнього ВВП (Δgdp_t), внутрішню інфляцію (π_t), внутрішню процентну ставку (i_t), і НЕОК ($neer_t$).

Щоб знайти найкращий можливий набір змінних, розглядаються дві додаткові специфікації (MA_p and MA_tot):

$$y_t = (\Delta gdp_t^f, wbnonen_t, \Delta gdp_t, \pi_t, i_t, neer_t)' \quad (14)$$

де y_t включає індекс цін на неенергетичні товари ($wbnonen_t$) замість зовнішньої інфляції (π_t^f).

$$y_t = (\Delta gdp_t^f, \pi_t^f, \Delta gdp_t, \pi_t, i_t, neer_t, tot_t)' \quad (15)$$

на додаток до змінних із моделі бенчмаркінгу, y_t включає умови торгівлі (tot_t).

Ураховуючи те, що Україна є державою з малою відкритою економікою, зовнішні змінні та умови торгівлі розглядаються як блокові екзогенні, а саме блокові підматриці в A(L), що відповідають впливу внутрішніх змінних на іноземні, дорівнюють нулю.

Стандартні критерії довжини лагу використовувалися для вибору довжини лагу (див. таблицю В. 2 додатка В). Різні критерії пропонують використовувати лаги від 1 до 5. Загалом перевага надавалася специфікаціям із більшою довжиною лагу. Для перевірки надійності також оцінювалися більш економні специфікації з двома лагами, і результати суттєво не відрізнялися.

Гіперпараметри для моделей встановлюються за результатами пошуку в сітці (інформація щодо пошуку в сітці наведена в таблиці В. 3 додатка В). Використані значення гіперпараметрів, а також інформація про кількість лагів і кількість ітерацій наведені в таблиці 1.

Апріорні розподіли в стійкому значенні розподілені нормально. Для врахування змін у режимі монетарної політики (перехід до таргетування інфляції у 2016 році) використовуються дві різні групи апріорних розподілів. Перший режим охоплює період із I кварталу 2004 року до IV кварталу 2015 року, а другий режим починається з I кварталу 2016 року.

Таблиця 2. Апріорні розподіли в стійкому значенні

	Режим 1: I кв. 2004 – IV кв. 2015				Режим 2: I кв. 2016 – I кв. 2020			
	середнє	вар.	95%	інтервал	середнє	вар.	95%	інтервал
GDPW	4.0	0.5	3.0	5.0	3.0	0.5	2.0	4.0
CPIW	6.0	0.5	5.0	7.0	3.5	0.5	2.5	4.5
GDPUA	1.0	1.0	-1.0	3.0	2.0	0.5	1.0	3.0
CPIUA	11.0	2.0	7.1	14.9	8.0	1.0	6.0	10.0
IUA	12.5	0.7	11.1	13.9	11.0	0.6	9.8	12.2
NEER	-6.8	2.0	-10.7	-2.9	-2.5	1.0	-4.5	-0.5
TOT	-2.0	1.0	-4.0	0.0	3.0	0.5	2.0	4.0
PNONEN	6.0	1.0	4.0	8.0	1.0	0.5	0.0	2.0

Таблиця 1. Гіперпараметри та лаги

	MB	MA_P	MA_TOT
Коефіцієнт авторегресії	0.5	0.4	0.4
λ_1	0.2	0.2	0.2
λ_2	1	0.9	1
λ_3	1	1	1
λ_5	0.001	0.001	0.001
Загальна кількість ітерацій	10,000	10,000	10,000
Кількість ітерацій, які ігноруються (burn-in)	5,000	5,000	5,000
Довжина лагу	3	4	5

Щоб визначити моменти попередніх значень апіорного розподілу, Dieppe et al. (2016) рекомендують спочатку встановити суб'єктивний 95% інтервал ймовірності, а потім обчислити середнє значення та дисперсію для кожної змінної. Brazdik and Franta (2017), навпаки, пропонують обчислити 95% інтервал ймовірності на основі середнього значення та дисперсії.

У цьому дослідженні обрано варіант, описаний у Brazdik and Franta (2017). Середні значення апіорних розподілів беруться з оцінок моделі КМ. Дисперсії встановлюються з використанням інформації з інших досліджень, ураховуючи те, що жорсткіший інтервал матиме меншу апіорну дисперсію і, отже, є велика вірогідність того, що значення стану відповідає зазначеному попередньому середньому значенню. З іншого боку, ширший інтервал означатиме більшу апіорну дисперсію та більшого значення надаватиметься даним.

Апіорний розподіл для ІСЦ для другого режиму встановлюється по-іншому. Оскільки в режимі таргетування інфляції відомі як ціль, так і межі інфляції, то межі використовуються безпосередньо для встановлення значень для 95% інтервалу. Середні значення та дисперсії відповідно до праць Villani (2009) та Brazdik and Franta (2017) наведено в таблицях В. 4 і В. 5 додатка В. Стійкі апіорні розподіли для української моделі представлені в таблиці 2. Загалом апіорні розподіли для української моделі більш вільні, ніж для шведської моделі, і жорсткіші, ніж для чеської моделі.

7. РЕЗУЛЬТАТИ ОЦІНКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ

7.1. Результати оцінки

Апріорна та апостеріорна оцінки рівноважних значень змінних моделей BVAR представлені в таблиці 3. Оцінки стійких значень ґрунтуються на моделі VAR у наведеній формі, отже, ідентифікація структурного шоку не має жодного значення. Імпульсні реакції функції відгуку на основі рекурсивної ідентифікації можна знайти на рисунках С. 3–С. 5 додатка С.

Зокрема, апріорний розподіл подається для другого режиму, тоді як апостеріорні оцінки наведені для I кварталу 2020 року (що відповідає кінцевому обсягу вибірки, тому для оцінки використовувався повний набір даних).

Є деякі відмінності між апріорними і апостеріорними медіанами, а також відмінності в значеннях апостеріорних медіан трьох моделей BVAR, які слід обговорити.

Таблиця 3. Апріорні та апостеріорні оцінки станом на I квартал 2020 року

	Апріорний розподіл, I квартал 2016 року I квартал 2020 року			Апостеріорний розподіл, MB			Апостеріорний розподіл, MA_P			Апостеріорний розподіл, MA_TOT		
	медіана	95%	інтервал	медіана	95%	інтервал	медіана	95%	інтервал	медіана	95%	інтервал
GDPW	2.0	3.0	4.0	2.7	1.9	3.7	1.8	2.7	3.6	1.8	2.7	3.6
CPIW	2.5	3.5	4.5	3.4	2.6	4.2				2.5	3.3	4.0
GDPUA	1.0	2.0	3.0	2.0	1.1	3.0	1.0	2.0	3.0	1.1	2.1	3.0
CPIUA	6.0	8.0	10.0	7.8	5.9	9.7	5.6	7.5	9.5	5.7	7.7	9.6
Облікова ставка НБУ	9.8	11.0	12.2	11.8	10.7	13.0	10.7	11.9	13.0	10.7	11.9	13.0
НЕОК	-4.5	-2.5	-0.5	-2.3	-4.2	-0.3	-4.4	-2.4	-0.4	-4.4	-2.3	-0.4
Умови торгівлі	2.0	3.0	4.0							2.0	3.0	4.0
ЦНЕТ	0.0	1.0	2.0				0.1	1.1	2.0			

Усі три моделі мають нижчу апостеріорну медіану іноземного ВВП та ІСЦ, ніж апріорний медіанний розподіл. Однак для моделі MB ця різниця більш виражена. Причиною відмінності може бути те, що, на відміну від моделі MB, і моделі MA_P, і моделі MA_TOT містять додаткову інформацію про динаміку цін на товари, яка може впливати на рівноважні значення іноземних змінних.

Нижчі рівноважні значення зовнішнього попиту в моделі MB, у свою чергу, впливають на зростання внутрішнього ВВП. Отже, апостеріорні медіани для вітчизняних змінних моделі MB свідчать про нижчі рівноважні значення зростання ВВП, інфляції, процентної ставки монетарної політики та більш виражену тенденцію знецінення НЕОК.

7.2. Ефективність прогнозування

У цьому підрозділі розглядається ефективність прогнозування моделей BVAR. КСКП використовується як показник ефективності прогнозування. Додатково до КСКП однакова точність прогнозування моделей статистично оцінюється за допомогою критерію Diebold-

Mariano. Порівняння має чотири етапи. На першому етапі порівнюються безумовні прогнози моделей MB, MA_P і MA_TOT із прогнозами моделі AR1.

Потім під час другого етапу прогнози моделі BVAR із найбільш точними безумовними прогнозами порівнюються з прогнозами тієї ж моделі, що обумовлені зовнішніми показниками, а саме: зростанням іноземного ВВП та іноземною інфляцією, з метою вивчення того, чи стає точнішим умовний прогноз.

На наступному етапі умовні прогнози найкращої моделі з другого етапу порівнюються з умовними прогнозами моделі КПКМ.

І, нарешті, на четвертому етапі умовні прогнози найкращої моделі BVAR змінюються з квартальних показників у річні та порівнюються з офіційними прогнозами НБУ. Трансформація даних необхідна, оскільки прогнози НБУ доступні лише в річному обчисленні.

Оскільки результати прогнозування інфляції на

горизонті монетарної політики становлять найбільший інтерес для нас, то в роботі зосереджено увагу на горизонтах прогнозу з IV кварталу до VI кварталу.

Таблиця 4. КСКП для безумовних прогнозів щодо моделі AR1

Період	ІСЦ			ВВП		
	MB	MA_P	MA_TOT	MB	MA_P	MA_TOT
1	1.05	1.02	1.05	0.89	0.99	0.89
2	1.02	1.02	0.93	0.51**	0.44**	0.48**
3	1.11	1.15	1.11	0.51**	0.50**	0.52**
4	1.04	1.02	0.97	0.67**	0.59**	0.60**
5	0.73*	0.75*	0.64**	0.74*	0.67**	0.73**
6	0.72*	0.69**	0.67**	0.83	0.75**	0.82*

Примітка. Зірочки свідчать про те, що згідно з тестом Діболда – Маріано різниця в ефективності прогнозування відносно моделі AR1 є статистично значущою на рівні 5% або 10% (** або *).

Точність прогнозу безумовних прогнозів моделі BVAR з різними специфікаціями змінних наведено в таблиці 4. Із графіками прогнозів можна ознайомитися

на рисунку С. 6 додатка С. Значення КСКП наведено відносно моделі AR1, щоб полегшити порівняння. Тому для цієї моделі значення нижче 1 означає, що воно краще, ніж точність моделі AR1.

Щодо ІСЦ, то модель BVAR, яка включає умови торгівлі (MA_TOT), здається, має найкращу точність прогнозування і перевершує модель AR1 на горизонті інтересу. Слід зазначити, що в короткостроковій перспективі прогнози моделі AR1 є точнішими. Однак різниця не є статистично значущою.

Щодо ВВП, то модель BVAR перевершує модель AR1 з II кварталу до VI кварталу, і відмінності є статистично значущими. Додаткова попередня інформація може бути причиною кращих результатів моделі BVAR на більш тривалих горизонтах.

Оскільки модель BVAR, яка включає умови торгівлі (MA_TOT), має нижчий КСКП для інфляції, то вона використовуватиметься для подальшого порівняння.

Про цінність включення інформації стосовно зовнішніх показників можна судити, порівнявши КСКП для умовного та безумовного прогнозів моделі BVAR (див. таблицю 5).

Таблиця 5. КСКП для безумовних та умовних прогнозів MA_TOT щодо моделі AR1

Квартал	ІСЦ		ВВП	
	MA_TOT (безум.)	MA_TOT	MA_TOT (безум.)	MA_TOT
I	1.07	1.05	0.89	0.89
II	0.83*	0.93	0.79*	0.48**
III	1.02	1.11	0.72**	0.52**
IV	0.83*	0.97	0.83	0.60**
V	0.78**	0.64**	0.91	0.73**
VI	0.66**	0.67**	0.82*	0.82*

Примітка. Зірочки свідчать про те, що згідно з тестом Діболда – Маріано різниця в ефективності прогнозування відносно моделі AR1 є статистично значущою на рівні 5% або 10% (** або *).

Щодо ІСЦ, то в середньому умовні прогнози точніші, ніж безумовні, але різниця невелика. Для показників ВВП безумовні прогнози працюють краще, ніж умовні, але різниця все одно не суттєва.

Отже, можна зробити висновок, що додавання зовнішньої інформації, ймовірно, не відіграє важливої ролі в поліпшенні точності прогнозування інфляції та ВВП.

У таблиці 6 наведено результати третього етапу (див. також рисунок С. 7 додатка С). Для інфляції ІСЦ прогнози моделі BVAR кращі для VI та VI кварталів, тоді як КСКП прогнозів КПМ на V квартал нижчий, ніж моделі BVAR. Крім того, для I кварталу і модель BVAR, і модель КПМ поступають моделі AR1.

Результати кращі для ВВП. Прогнози моделей BVAR і КПМ перевершують прогнози моделі AR1 починаючи з II кварталу, хоча не всі відмінності є статистично значущими. Для всього горизонту прогнози ВВП моделі BVAR є точнішими, ніж прогнози моделі КПМ.

Тому загалом як для інфляції, так і для зростання ВВП прогнози моделі BVAR є конкурентоспроможними як мінімум, якщо не кращими, ніж прогнози моделі КПМ.

Таблиця 6. КСКП для безумовних прогнозів щодо моделі AR1

Квартал	ІСЦ		ВВП	
	MA_TOT (безум.)	QPM	MA_TOT (безум.)	QPM
I	1.07	1.17	0.89	1.04
II	0.83*	1.18	0.79*	0.84*
III	1.02	0.95	0.72**	0.97
IV	0.83*	0.89	0.83	0.89
V	0.78**	0.74	0.91	0.95
VI	0.66**	0.69**	0.82*	0.88

Примітка. Зірочки свідчать про те, що згідно з тестом Діболда – Маріано різниця в ефективності прогнозування відносно моделі AR1 є статистично значущою на рівні 5% або 10% (** або *).

Результати прогнозування моделі BVAR та офіційних прогнозів НБУ за річними показниками порівняно в таблиці 7. Із графіками прогнозів можна ознайомитися на рисунку С. 8 додатка С.

Таблиця 7. КСКП прогнозів за річними показниками

Квартал	ІСЦ		ВВП	
	MA_TOT (безум.)	NBU	MA_TOT (безум.)	NBU
I	1.07	0.99	0.89	1.02
II	0.95	0.85	0.74**	0.87
III	0.90	0.90	0.59**	0.68**
IV	0.82	0.88	0.52**	0.60**
V	0.64*	0.92	0.62**	0.36**
VI	0.55**	0.85	0.66**	0.52**

Примітка. Зірочки свідчать про те, що згідно з тестом Діболда – Маріано різниця в ефективності прогнозування відносно моделі AR1 є статистично значущою на рівні 5% або 10% (** або *).

Щодо ІСЦ, то прогнози моделі BVAR перевершують офіційні прогнози НБУ на горизонті інтересу. Однак у короткостроковій перспективі офіційні прогнози НБУ є найточнішими: вони перевершують прогнози як моделі BVAR, так і моделі AR1. Цей висновок може бути результатом того, що НБУ розглядає більш широкий набір інформації під час прогнозування та використовує різні типи моделей, спеціально розроблені для короткострокового прогнозування. Крім того, ІСЦ прогнозується на дезагрегованому рівні, а для деяких груп цін (наприклад, адміністративно регульовані ціни) включені експертні оцінки.

Що стосується ВВП, то прогнози НБУ мають кращу ефективність, ніж прогнози моделі BVAR на горизонті інтересу, ймовірно, тому, що компоненти ВВП розглядаються окремо та під час розроблення прогнозу враховуються експертні судження (наприклад, модель BVAR не містить змінних, які відображають стан фіскальної політики).

На завершення можна сказати, що прогнози інфляції моделі BVAR на горизонті інтересу перевершують офіційні прогнози НБУ, тоді як прогнози зростання ВВП навпаки.

Цікаву перспективу можна додати, якщо ми подивимося на оцінку зміщення прогнозу. Зміщення прогнозу вимірюється як середня похибка прогнозу на певному горизонті. У свою чергу, похибка прогнозу розраховується як різниця між фактичним і прогнозованим значенням. Ненульове зміщення свідчить про можливу стійку різницю між прогнозами та спостережуваними значеннями.

Таблиця 8. Зміщення прогнозу. ІСЦ

Квартал	ІСЦ					
	MB	MA_P	MA_TOT	MA_TOT (безум.)	QPM	AR1
I	0.39	1.54	0.16	0.04	0.30	-0.53
II	1.78	2.57	1.52	1.41	0.38	-0.80
III	2.81	3.27**	2.44	2.19	1.44	-0.94
IV	2.84	2.93**	2.13	1.91	1.65	-1.69
V	1.17	1.06	0.41	0.89	1.12	-3.57**
VI	0.41	0.06	-0.53	-0.64	0.75	-4.49**

Примітка: на основі результатів простого тесту⁴ на незміщеність зірочки свідчать про те, що нульова гіпотеза незміщеності не приймається на рівні 5%.

У таблицях 8, 9 представлені значення зміщення прогнозу ІСЦ та ВВП для квартальних показників. Щодо ІСЦ, то гіпотеза відсутності систематичної похибки відкидається лише для деяких горизонтів прогнозу для моделей MA_P та AR1. Крім того, за винятком прогнозів моделі AR1, позитивне зміщення прогнозу спостерігається майже протягом усього горизонту прогнозу, що означає, що моделі в середньому занижують інфляцію. Як і протягом періоду прогнозування, у якому відбулося зниження інфляції, нижчі значення прогнозу можуть означати, що моделі припускають швидшу конвергенцію до стійкого стану, ніж це було в реальному житті. Крім того, прогнози на горизонті інтересу менш упереджені. У V та VI кварталах упередження прогнозів моделей зменшується. Для моделі MA_TOT вона навіть стає трохи негативною в VI кварталі.

Щодо ВВП, то умовні прогнози моделі BVAR мають найменшу зміщеність в абсолютному вираженні. Однак, на відміну від інших моделей, похибки умовних прогнозів моделі BVAR мають від'ємний знак, що означає перевищення прогнозу ВВП. Така різниця в зміщеності між умовними та безумовними прогнозами може свідчити про важливість використання умовних прогнозів ВВП.

Ураховуючи те, що офіційні прогнози НБУ доступні лише в річному обчисленні, включати їх у наведене вище порівняння неможливо. Однак, якщо ми подивимося на рисунок С. 8 додатка С, офіційні прогнози НБУ в річному обчисленні є більшою мірою недооціненими. Це може бути з кількох причин. По-перше, за режиму інфляційного

таргетування НБУ, можливо, намагався закріпити інфляційні очікування шляхом наближення прогнозів до цільового значення, яке було нижчим, ніж фактична інфляція. По-друге, як для умовних прогнозів моделі BVAR, так і для прогнозів моделі КПМ використовуються спостережувані значення показників зовнішнього сектору. Тоді як під час реального процесу прогнозування ці значення невідомі, а припущені значення можуть відрізнятися від фактичних.

Наостанок хотілося б звернути увагу на проблему, якій останнім часом приділяється багато уваги. Оскільки період оцінки закінчується в I кварталі

Таблиця 9. Зміщення прогнозу. ВВП

Квартал	ВВП					
	MB	MA_P	MA_TOT	MA_TOT (безум.)	QPM	AR1
I	0.35	0.35	0.42	-0.23	0.99	1.99**
II	0.09	0.32	0.33	-0.64	0.79	2.59**
III	0.25	0.66	0.71	-0.29	0.50	2.97**
IV	0.16	0.66	0.69	-0.13	0.31	2.84**
V	-0.14	0.24	0.29	-0.60	-0.52	2.37**
VI	-0.34	0.11	0.03	-0.22	-0.75	2.08**

Примітка: на основі результатів простого тесту на неупередженість зірочки свідчать про те, що нульова гіпотеза неупередженості відхиляється на рівні 5%.

2020 року, точність прогнозування моделі BVAR під час COVID-19 не може бути проаналізована. Однак питання боротьби з наслідками COVID-19 залишається ключовим для НБУ, оскільки розроблена модель BVAR використовуватиметься для прогнозування інфляції та ВВП у найближчі роки. Є кілька статей, в яких пропонуються деякі рішення проблеми, що застосовуються до моделі, яка досліджується в цій статті.

Foroni et al. (2020) розглядають прості методи поліпшення поточних прогнозів і прогнозів зростання. Зокрема, вони поєднують прогнози в різних специфікаціях для однієї або різних моделей, розширюють специфікацію моделі, додаючи термін "показник ковзного середнього", коригують прогнози, щоб повернути їх у правильне русло за допомогою використання корекції констант перехоплення тощо. Вони виявили, що серед усіх цих методів коригування початкових прогнозів на величину, аналогічну похибкам прогнозу, допущеним під час фінансової кризи, а також подальшого відновлення, мабуть, дає найкращі результати для США, незважаючи на різні джерела та характеристики фінансової кризи та кризи через COVID-19.

Lenza and Primiceri (2020) показують те, як вирішити проблему з відхиленнями через COVID-19 під час оцінки моделей VAR. Їхнє рішення полягає в явному моделюванні великої зміни нестабільності шоку під час пандемії.

⁴ Тест на відсутність систематичної похибки e_{t+h} прогнозу для горизонту прогнозу h реалізований за допомогою t-тесту в такій регресії: $e_{t+h} = y_{t+h} - y_{t+h}^f$ = $\tau_h + \varepsilon_t$, де нульова гіпотеза $\tau_h = 0$

8. ВИСНОВКИ

У цій роботі досліджувалася ефективність прогнозування байєсівської векторної авторегресійної моделі зі стійким апіорним розподілом для української економіки та порівнювалася точність прогнозів із прогнозами моделі КПМ та офіційними прогнозами НБУ. КСКП використовується як показник ефективності прогнозування. Оскільки результати прогнозування інфляції на горизонті монетарної політики мають найбільший інтерес, то в роботі зосереджено увагу на горизонтах прогнозу з IV кварталу до VI кварталу.

Модель BVAR оцінювалася з використанням як даних для економіки України, так і зарубіжних показників. Крім еталонної специфікації, до альтернативних специфікацій були включені моделі, які містять дані про ціни на товари та умови торгівлі, щоб врахувати особливості української економіки. Модель, що містить індикатор умов торгівлі, мала найточніші безумовні прогнози інфляції та зростання ВВП і на горизонті інтересу перевершила модель AR1. Тому вона надалі використовувалася для створення умовних прогнозів.

Умовні прогнози моделі BVAR порівнювалися з прогнозами моделі КПМ. Загалом як щодо інфляції, так і зростання ВВП прогнози моделі BVAR є конкурентоспроможними з прогнозами моделі КПМ.

Оскільки прогнози НБУ доступні лише в річному обчисленні, умовні прогнози моделі BVAR були перетворені з річних квартальних показників у річні показники для порівняння точності прогнозу. На завершення можна зробити висновок, що прогнози інфляції моделі BVAR на горизонті інтересу перевершують офіційні прогнози НБУ, тоді як прогнози зростання ВВП навпаки. У короткостроковій перспективі прогнози НБУ домінують, ймовірно, тому, що НБУ розглядає ширший набір інформації під час процесу прогнозування та різні типи моделей, спеціально розроблених для короткострокового прогнозування.

ЛІТЕРАТУРА

- Beechey, M., Österholm, P. (2010). Forecasting inflation in an inflation-targeting regime: A role for informative steady-state priors. *International Journal of Forecasting*, 26(2), 248–264. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2009.10.006>
- Brazdik, F., Franta, M. (2017). A BVAR model for forecasting of Czech inflation. Working Papers 2017/7. Praha: Czech National Bank. Retrieved from https://www.cnb.cz/export/sites/cnb/en/economic-research/galleries/research_publications/cnb_wp/cnbwp_2017_07.pdf
- Carriero, A., Kapetanios, G., Marcellino, M. (2009). Forecasting exchange rates with a large Bayesian VAR. *International Journal of Forecasting*, 25(2), 400–417. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2009.01.007>
- Chan, J., Jacobi, L., Zhu, D. (2019). Efficient selection of hyperparameters in large Bayesian VARs using automatic differentiation. *CAMA Working Papers*, 46/2019. The Australian National University. Retrieved from https://crawford.anu.edu.au/sites/default/files/publication/cama_crawford_anu_edu_au/2019-06/46_2019_chan_jacobi_zhu.pdf
- Clark, T. E. (2011). Real-time density forecasts from Bayesian vector autoregressions with stochastic volatility. *Journal of Business and Economic Statistics*, 29(3), 327–341. <https://doi.org/10.1198/jbes.2010.09248>
- Del Negro, M., Schorfheide, F. (2004). Priors from general equilibrium models for VARs. *International Economic Review*, 45, 643–673. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2354.2004.00139.x>
- Dieppe, A., Legrand, R., van Roye, B. (2016). The BEAR toolbox. Working Paper Series, 1934. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1934.en.pdf>
- Faroni, C., Marcellino, M., Stevanović, D. (2020). Forecasting the Covid-19 recession and recovery: lessons from the financial crisis. Working Paper Series, 2468. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2468~068eec9e3e.en.pdf>
- Giannone, D., Lenza, M., Primiceri, G., (2012). Prior selection for vector autoregressions. Working Paper Series, 1494. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1494.pdf>
- Grui, A., Vdovychenko, A. (2019). Quarterly projection model for Ukraine. NBU Working Papers, 3/2019. Kyiv: National Bank of Ukraine. Retrieved from https://bank.gov.ua/admin_uploads/article/WP_2019-03_Grui_Vdovychenko_en.pdf
- Gustafsson, O., Villani, M., Stockhammar, P. (2020). Bayesian optimization of hyperparameters when the marginal likelihood is estimated by MCMC. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/2004.10092.pdf>
- Iversen, J., Laseen, S., Lundvall, H., Söderström, U. (2016). Real-time forecasting for monetary policy analysis: The case of Sveriges Riksbank. CEPR Discussion Papers, 11203. Retrieved from http://archive.riksbank.se/Documents/Rapporter/Working_papers/2016/rap_wp318_160323.pdf
- Jarocinski, M. (2010). Conditional forecasts and uncertainty about forecast revisions in vector autoregressions. *Economics Letters*, 108(3), 257–259. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2010.05.022>
- Krüger, F., Clark, T. E., Ravazzolo, F. (2017). Using entropic tilting to combine BVAR forecasts with external nowcasts. *Journal of Business & Economic Statistics*, 35(3), 470–485. <https://doi.org/10.1080/07350015.2015.1087856>
- Lenza, M., Primiceri, G. (2020). How to estimate a VAR after March 2020. Working Paper Series, 2461. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2461~fe732949ee.en.pdf>
- Robertson, J. C., Tallman, E. W., Whiteman, C. H. (2005). Forecasting using relative entropy. *Journal of Money, Credit and Banking*, 37(3), 383–401. <https://doi.org/10.1353/mcb.2005.0034>
- Schorfheide, F., Song, D. (2015). Real-time forecasting with a mixed-frequency VAR. *Journal of Business and Economic Statistics*, 33(3), 366–380. <https://doi.org/10.1080/07350015.2014.954707>
- Villani, M. (2009). Steady-state priors for vector autoregressions. *Journal of Applied Econometrics*, 24(4), 630–650. <https://doi.org/10.1002/jae.1065>
- Waggoner, D. F., Zha, T., (1999). Conditional forecasts in dynamic multivariate models. *The Review of Economics and Statistics*, 81(4), 639–651. <https://doi.org/10.1162/003465399558508>

ДОДАТОК А

Алгоритм вибірки Gibbs для моделі BVAR зі стійким апіорним розподілом

1. Визначити кількість ітерацій It алгоритму та кількість ітерацій, які ігноруються (burn-in).
2. Визначити початкові значення β_0, B_0, Σ_0 для алгоритму. Отримати початкове значення для U від β_0 .
3. На ітерації n , згенерувати $\psi_{(n)}$, умовно ґрунтуючись на $\beta_{(n-1)}$ та $\Sigma_{(n-1)}$. Згенерувати $\psi_{(n)}$ за допомогою багатовимірного нормального розподілу:

$$\pi(\psi | \beta_{(n-1)} \Sigma_{(n-1)}, y) \sim N(\bar{\psi}, \bar{\Lambda})$$

$$\bar{\Lambda} = [\Lambda_0^{-1} + U'(Z'Z \otimes \Sigma_{(n-1)}^{-1})U]^{-1}, \quad \bar{\psi} = \bar{\Lambda}[\Lambda_0^{-1}\psi_0 + U' \text{vec}(\Sigma_{(n-1)}^{-1}(Y - XB'_{(n-1)})Z)]$$

Переформувати $\psi_{(n)}$, щоб отримати $F_{(n)}$.

4. Використати $F_{(n)}$ для отримання \hat{Y}, \hat{X} та \hat{y} .
5. Згенерувати значення $\Sigma_{(n)}$ умовне на $B_{(n-1)}$ і $\psi_{(n)}$. Згенерувати $\Sigma_{(n)}$ з оберненого розподілу Вішарта з матрицею масштабу \tilde{S} та ступенями свободи T :

$$\pi(\Sigma_{(n)} | B_{(n-1)} \psi_{(n)}, y) \sim IW(\tilde{S}, T)$$

$$\tilde{S} = (\hat{Y} - \hat{X}B_{(n-1)})'(\hat{Y} - \hat{X}B_{(n-1)})$$

6. Згенерувати $\beta_{(n)}$ ґрунтуючись на $\Sigma_{(n)}$ та $\psi_{(n)}$, переформувати їх у $B_{(n)}$. Згенерувати $\beta_{(n)}$ за допомогою багатofакторного нормального розподілу β із середнім значенням і коваріаційною матрицею $\bar{\Omega}$:

$$\pi(\beta_{(n)} | \Sigma_{(n)} \psi_{(n)}, y) \sim N(\bar{\beta}, \bar{\Omega})$$

$$\bar{\Omega} = [\Omega_0^{-1} + \Sigma_{(n)}^{-1} \otimes \hat{X}'\hat{X}]^{-1}, \quad \bar{\beta} = [\Omega_0^{-1}\beta_0 + (\Sigma_{(n)}^{-1} \otimes \hat{X}')\hat{y}]$$

Оновити U від $B_{(n)}$.

7. Повторити, доки не будуть It реалізовані ітерації, а потім відкинути перші Bu ітерації.

Зауважте, що \hat{y}_t є вектором, утвореним шляхом віднімання середнього від $\hat{y}_t = y_t - Fx_t$ і $A(L)\hat{y}_t = \varepsilon_t \in \text{VAR}$ у стандартній формі з умовою F .

\hat{X} і \hat{Y} визначаються як Y і X відповідно до (5) із використанням \hat{y}_t , а не y_t .

ДОДАТОК В. ТАБЛИЦІ

Таблиця В.1. Дані, використані для дослідження

Серія	Назва	Визначення	Джерело
Іноземна продукція	gdpw1	Індекс реального ВВП основних торговельних партнерів, зважений за обсягами торгівлі (3.5 і 40* країн)	Розрахунки працівників НБУ за даними національних статистичних комітетів (НСК)
	gdpw2		
	gdpw3		
Рівень іноземних цін	cpineerw1	ІСЦ основних торговельних партнерів, зважений за обсягами торгівлі (3.5 і 40* країн)	Розрахунки працівників НБУ за даними НСК
	cpineerw2		
	cpineerw3		
	rpineerw1	ІЦВ основних торговельних партнерів, зважений за обсягами торгівлі (3.5 і 40* країн)	Розрахунки працівників НБУ за даними НСК
	rpineerw2		
Ціни на товари на зовнішніх ринках	wbnonen	Індекс цін на неенергетичні товари.	Ціни на сировинні товари Світового банку, база даних ФАО, експортні та імпортні ціни за даними Державної служби статистики України (ДССУ)
	wben	Індекс цін на енергетичні товари.	
	fao	Індекс цін ФАО.	
	psteel	Експортна ціна на сталь.	
	pgrains	Експортна ціна зерна	
Іноземна процентна ставка	iw1	1-місячна ставка LIBOR*.	Потік даних Thomson Reuters
	iw2	Ставка LIBOR овернайт	
Вітчизняна продукція	gdpu	ВВП України в постійних цінах*	ДССУ
Рівень іноземних цін	criua	ІСЦ*	ДССУ
Іноземна процентна ставка	iua	Ставка НБУ*	НБУ
Nominal effective exchange rate (+ means an appreciation)	neer1	Real effective exchange rate deflated by CPI (3*, 5 and 40 countries)	NBU staff calculations, based on the data from national statistics committees, Bloomberg, NBU data
	neer2		
	neer3		
Номінальний ефективний обмінний курс (знак "+" означає підвищення)	reercpiw1	Реальний ефективний обмінний курс, дефльований на ІСЦ (3*, 5 і 40 країн)	Розрахунки працівників НБУ на основі даних національних статистичних комітетів, Bloomberg, даних НБУ
	reercpiw2		
	reercpiw3		
	reerppiw1	Реальний ефективний обмінний курс, дефльований на ІСЦ (3 і 5 країн)	
	reerppiw2		
Умови торгівлі	totw1	Показник умов торгівлі на основі методології МВФ	Розрахунки працівників НБУ за даними ДССУ
	totw2	Співвідношення між індексом експортних цін на зерно та метали та індексом імпортних цін на нафту та газ*	
Заробітна плата	nwage	Середня номінальна заробітна плата.	ДССУ
	rwage	Середня реальна заробітна плата*	
Грошовий агрегат	m2	M2	НБУ

Примітка: часові серії, що входять до моделі КПМ, позначені зірочкою.

Таблиця В.2. Критерії довжини лагу

	LR	FPE	AIC	SC	HQ
MB	3	2	5	1	1
MA_P	2	4	5	1	1
MA_TOT	4	2	5	1	1

Примітка: цифри в таблиці 1 означають порядок лагу, обраний за критерієм:

LR: послідовна змінена статистика тесту LR (кожен тест на рівні 5%);

FPE: остаточна помилка прогнозу;

AIC: інформаційний критерій Акаїке;

SC: інформаційний критерій Шварца;

HQ: інформаційний критерій Ханнана-Квінна.

Таблиця В.3. Пошук гіперпараметрів у сітці

	Мінімальне значення	Максимальне значення	Розмір кроку
Коефіцієнт авторегресії	0.2	1.0	0.1
Загальна герметичність (λ_1)	0.05	0.20	0.01
Зважування перехресними змінними (λ_2)	0.1	1.0	0.1
Зменшення лагу (λ_3)	1.0	2.0	0.2

Таблиця В.4. Априорні розподіли в стійкому значенні

	Режим 1: 1980 кв. I 1992 кв. IV				Режим 2: 1993 кв. I 2005 кв. IV			
	означає	вар.	95%	інтервал	означає	вар.	95%	інтервал
СВВП	2.5	0.8	1.0	4.0	2.5	0.3	2.0	3.0
СІСЦ	4.0	0.5	3.0	5.0	2.0	0.3	1.5	2.5
lrw	7.0	0.5	6.0	8.0	5.0	0.3	4.5	5.5
ВВП	2.3	0.6	1.0	3.5	2.3	0.1	2.0	2.5
ІСЦ	7.0	0.5	6.0	8.0	2.0	0.2	1.7	2.3
lr	8.5	0.8	7.0	10.0	4.3	0.1	4.0	4.5
REER	3.9	0.3	3.4	4.5	3.9	0.0	3.9	4.0

Таблиця В.5. Розподіли стійких априорних розподілів (Brazdik i Franta)

	Режим 1: 2008 кв. III 2010 кв. I				Режим 1: 2010 кв. II 2013 кв. III				Режим 1: 2013 кв. IV 2016 кв. IV			
	означає	вар.	95%	інтервал	означає	вар.	95%	інтервал	означає	вар.	95%	інтервал
СВВП	9.4	3.1	3.4	15.4	8.9	2.0	4.9	12.9	7.2	1.0	5.2	9.2
СІСЦ	2.0	1.5	-1.0	5.0	2.0	1.0	0.0	4.0	2.0	0.5	1.0	3.0
Зм ЄМСР	4.0	1.5	1.0	7.0	4.0	1.0	2.0	6.0	3.5	0.5	2.5	4.5
ВВП	5.0	1.5	2.0	8.0	4.0	1.0	2.0	6.0	3.0	0.5	2.0	4.0
ІСЦ	3.0	1.0	1.0	5.0	2.0	0.5	1.0	3.0	2.0	0.3	1.5	2.5
Зм ПМБСР	3.0	4.1	-0.5	15.4	3.0	1.3	0.5	5.5	3.0	0.8	1.5	4.5
CZK/EURO	-2.4	3.1	-8.4	3.6	-2.4	2.0	-6.4	1.6	-1.5	1.0	-3.5	0.5

ДОДАТОК С. РИСУНКИ

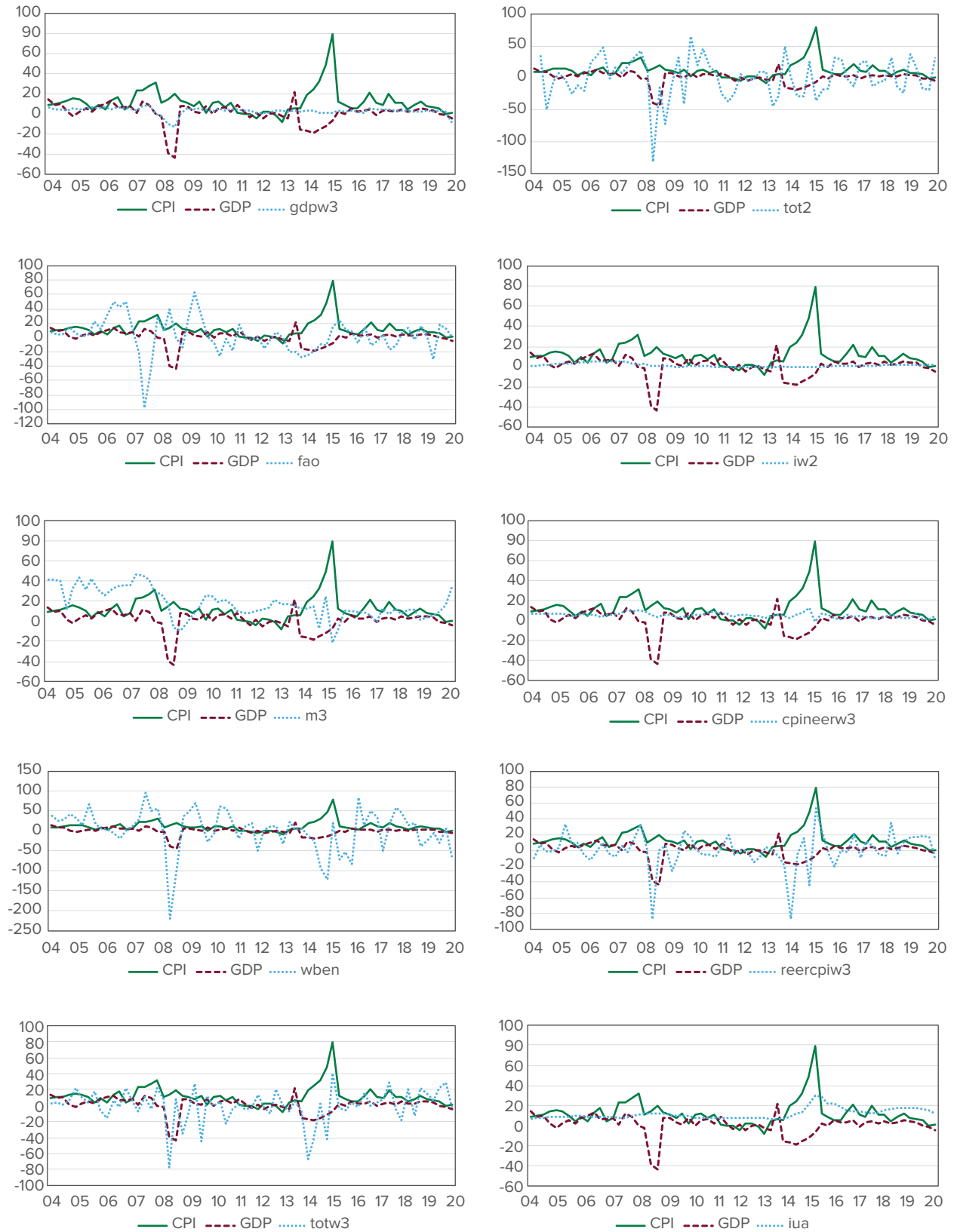


Рисунок С.1. ІСЦ, ВВП та інші змінні, вибрані для моделей

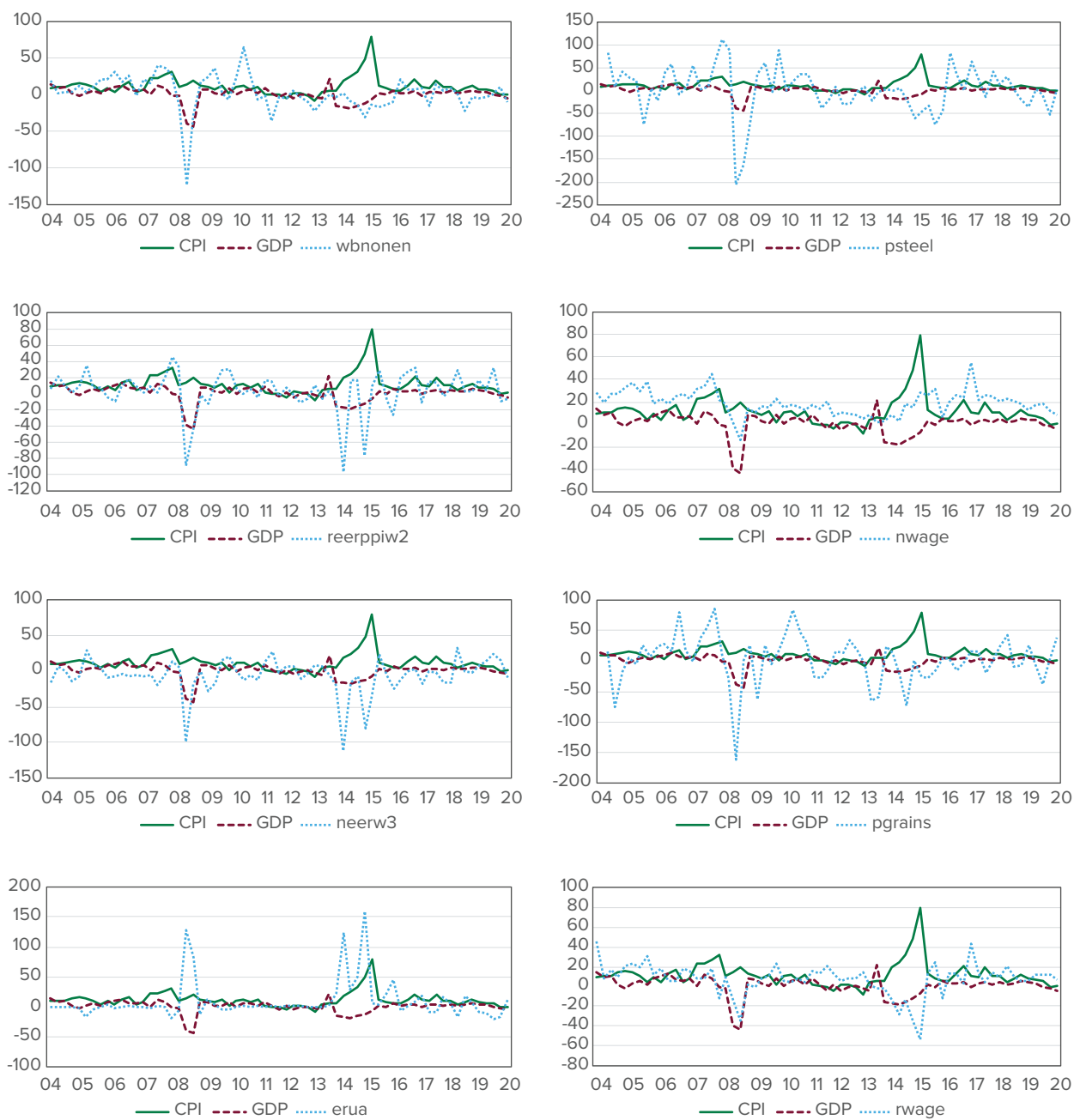


Рисунок С.1 (продовження). ІСЦ, ВВП та інші змінні, вибрані для моделей



Рисунок С.2. Умовні та безумовні кореляції

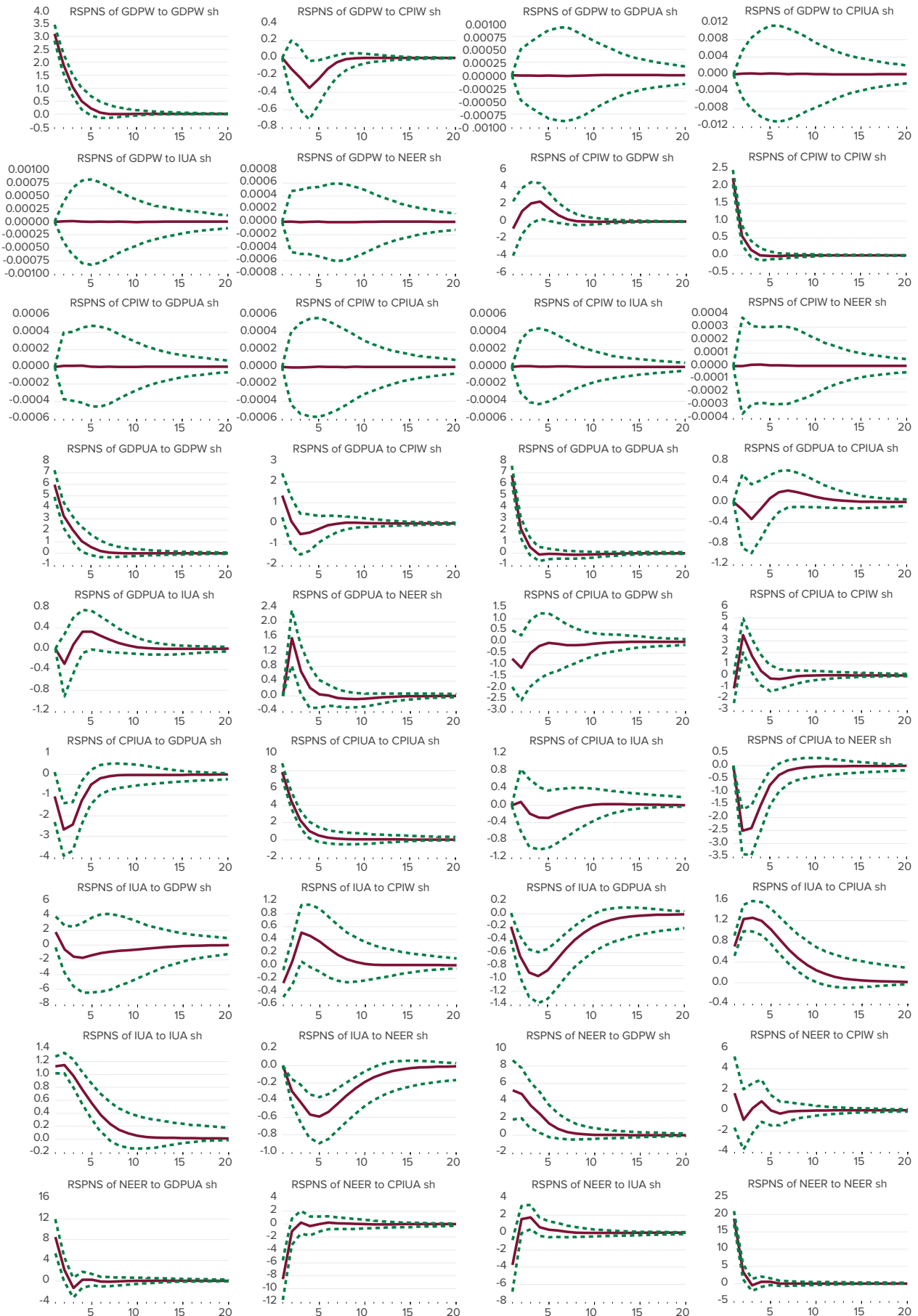


Рисунок С.3. Функції імпульсної характеристики, модель МВ

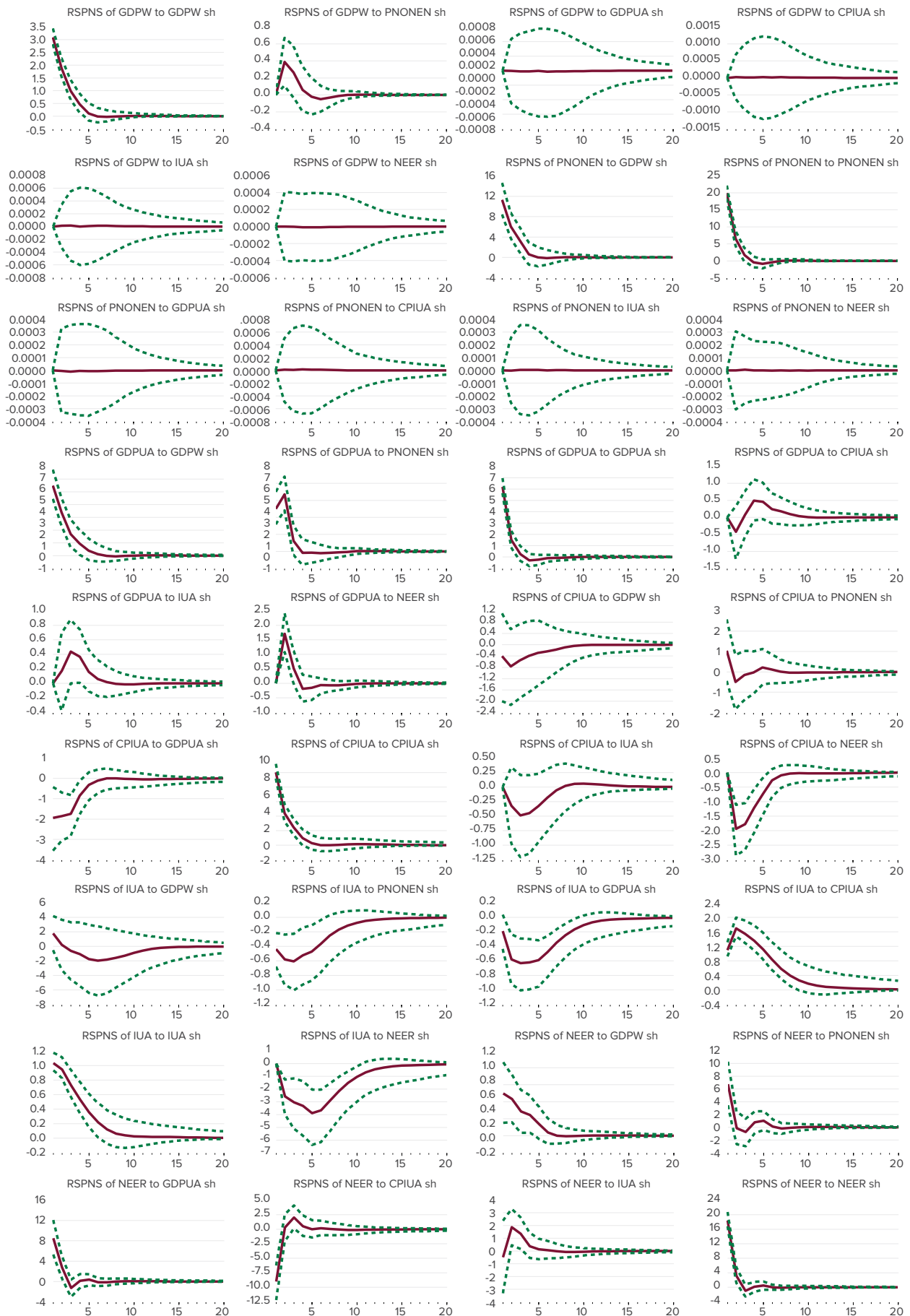


Рисунок С.4. Функції імпульсної характеристики, модель MA_P

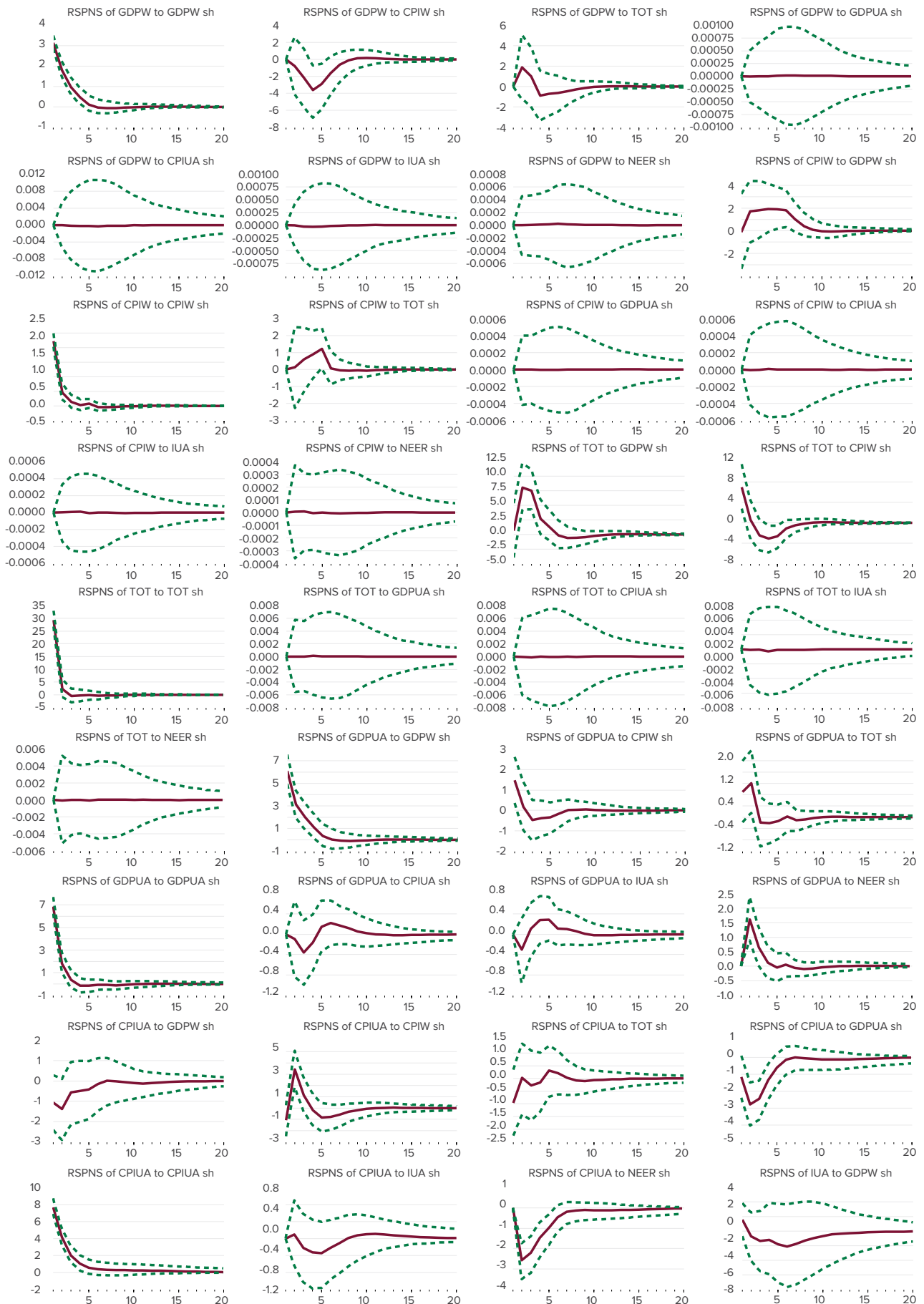


Рисунок С.5. Функції імпульсної характеристики, модель MA_TOT

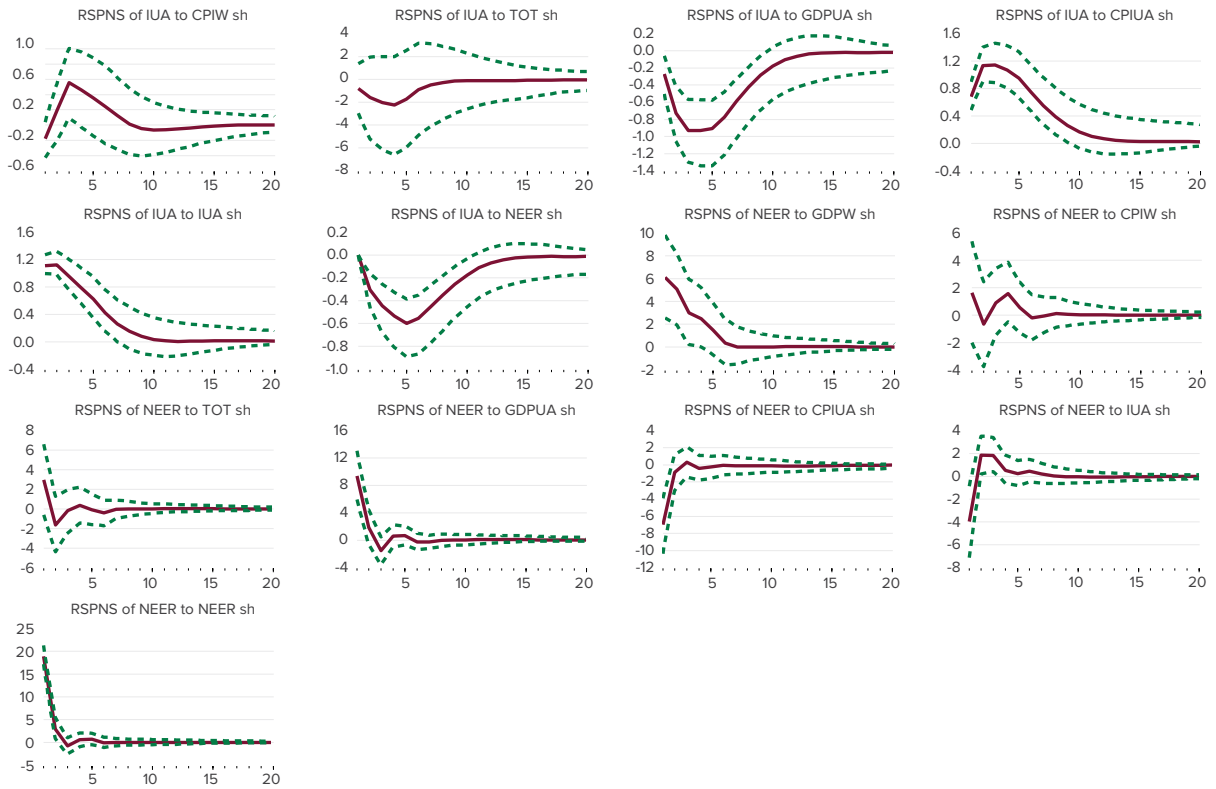
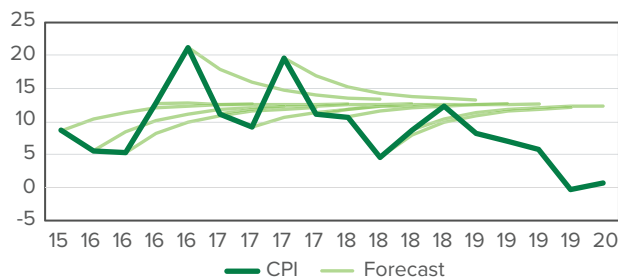
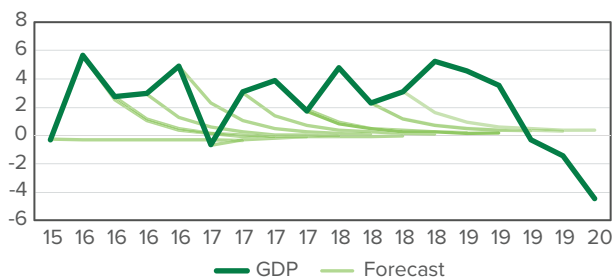
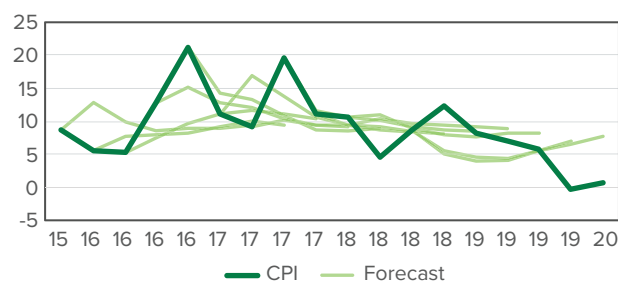
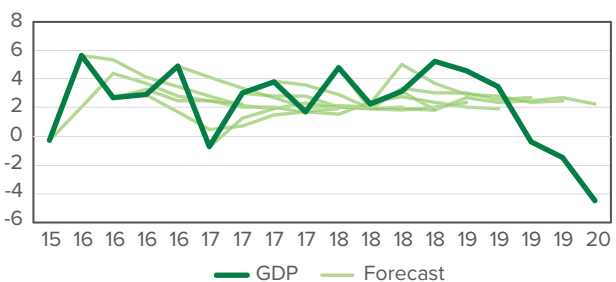


Figure C.5 (continued). Impulse Response Functions, MA_TOT Model

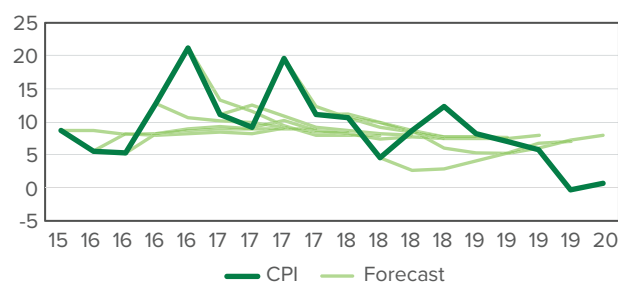
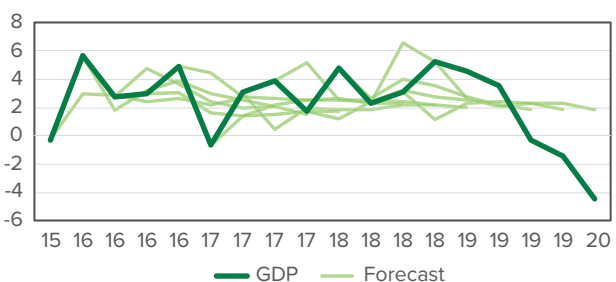
a) AR1



b) MA_TOT



c) MA_P



d) MB

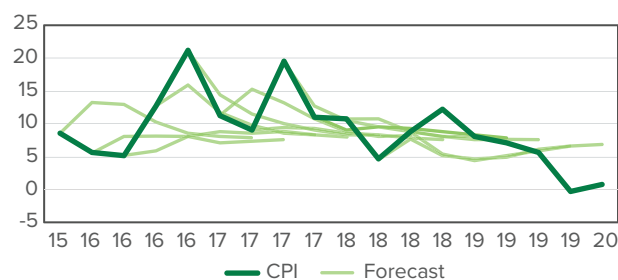
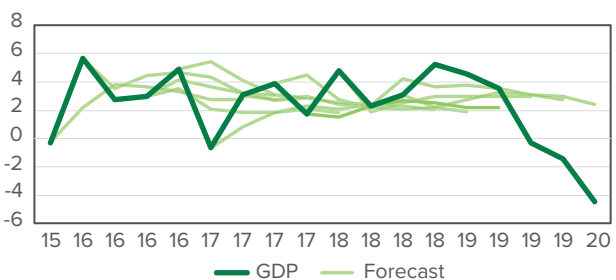
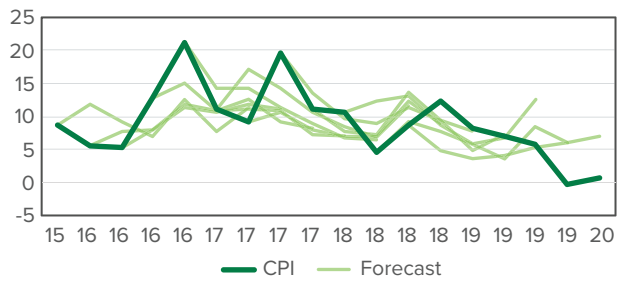
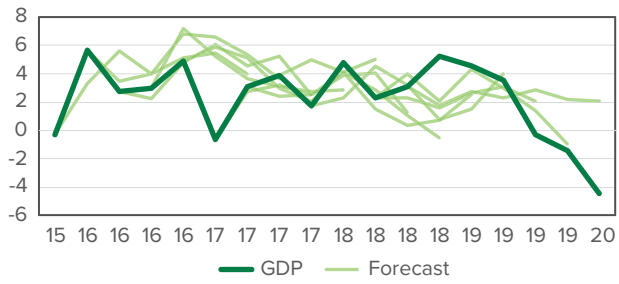


Рисунок С.6. Безумовні прогнози моделей BVAR і AR1

a) MA_TOT(безум.)



b) КПМ

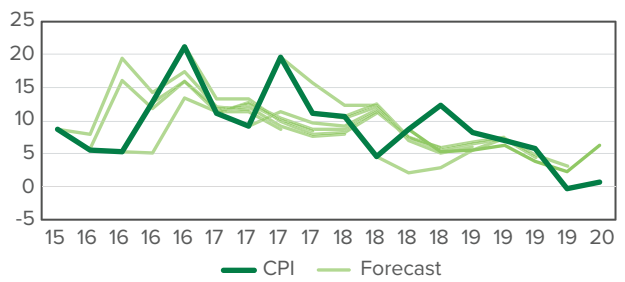
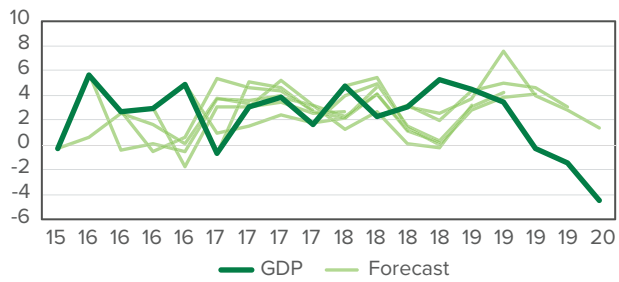
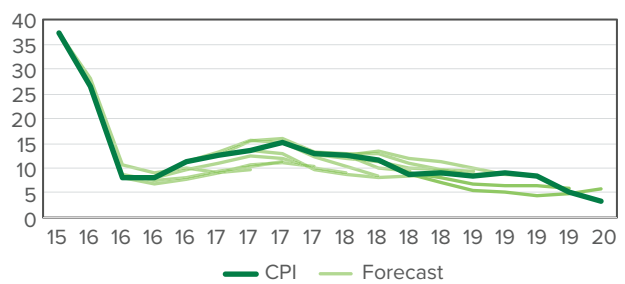
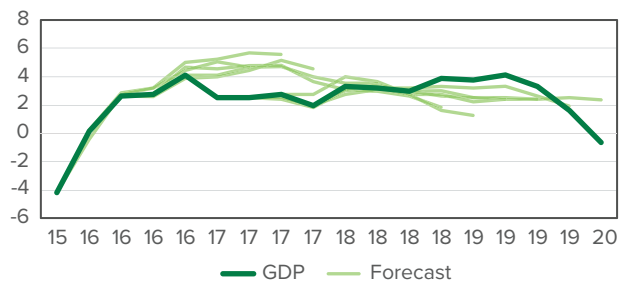


Рисунок С.7. Умовні прогнози моделей BVAR і КПМ

a) MA_TOT(безум.)



b) НБУ

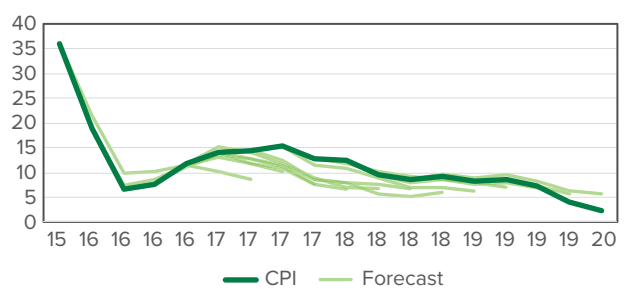
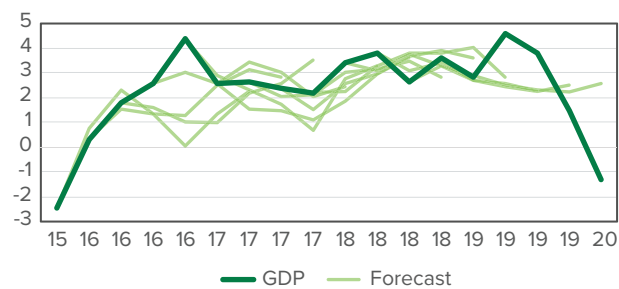


Рисунок С.8. Умовні прогнози моделі BVAR та офіційні прогнози НБУ щодо річних показників